

基于联邦学习的机场旅客画像构建方法

刘君强 吴韵卿

南京航空航天大学, 中国·江苏 南京 211106

摘要: 在民航机场旅客服务与安全管理中, 构建精准有效的机场旅客画像是提升服务质量与运营效率的关键。然而传统方法面临两大挑战: 一是旅客行为数据分散于离港、集成、安检、商业等多个独立系统, 形成了“数据孤岛”; 二是隐私保护要求限制了跨部门数据的直接共享, 导致画像模型存在片面性与隐私泄露风险。针对上述问题, 本文提出一种基于联邦学习的机场旅客画像构建方法。联邦学习技术通过分布式协同建模框架, 在确保原始数据不出本地的前提下, 实现多源异构数据的联合建模, 有效解决了数据隐私与共享之间的矛盾, 同时提升画像的全面性和准确性。在应用层面, 构建的旅客画像可支撑个性化服务推荐、动态安检分级、商业精准营销等场景, 通过挖掘旅客出行偏好、消费习惯及行为特征, 机场可优化资源配置定向推送多样化服务信息, 而旅客则获得更高效便捷的出行体验。实验表明, 该模型在隐私保护与画像精度上较传统集中式方法有较大的提升, 为智慧机场建设提供了兼顾安全性与实用性的技术路径。

关键词: 联邦学习; 机场旅客画像; 隐私保护; 个性化服务; 智慧机场

A method for constructing airport passenger portraits based on federated learning

Liu Junqiang, Wu Yunqing

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, China Jiangsu Nanjing 211106

Abstract: In the passenger service and safety management of civil aviation airports, building accurate and effective airport passenger profiles is the key to improving service quality and operational efficiency. However, traditional methods face two major challenges: firstly, passenger behavior data is scattered across multiple independent systems such as departure, integration, security check, and commercial, forming a "data island"; Secondly, privacy protection requirements restrict the direct sharing of cross departmental data, leading to the existence of one sidedness and privacy leakage risks in portrait models. In response to the above issues, this article proposes a method for constructing airport passenger portraits based on federated learning. Federated learning technology uses a distributed collaborative modeling framework to achieve joint modeling of heterogeneous data from multiple sources while ensuring that the original data does not leave the local area. This effectively solves the contradiction between data privacy and sharing, while improving the comprehensiveness and accuracy of the portrait. At the application level, the constructed passenger profile can support personalized service recommendations, dynamic security grading, commercial precision marketing and other scenarios. By mining passengers' travel preferences, consumption habits and behavioral characteristics, airports can optimize resource allocation and push diversified service information in a targeted manner, while passengers can obtain a more efficient and convenient travel experience. Experiments have shown that this model has significantly improved privacy protection and portrait accuracy compared to traditional centralized methods, providing a technical path for smart airport construction that balances security and practicality.

Keywords: Federated learning; Airport passenger portrait; Privacy protection; Personalized service; Smart airport

0 引言

在云计算、大数据、物联网技术普及应用的时代, 联邦学习既可以保护隐私数据, 也能通过选择合适联邦学习模型, 实现高效的模型参数聚合, 以降低通信成本。在数据层面, 莫慧凌^[1]等人研究在不同的边缘设备上自适应处理多源异构数据模型, 解决联邦学习中由于处理异构数据的模型不统一带来的单一适应性问题。陈洪洋^[2]等人提出

一种迭代凝聚式簇估计联邦学习算法, 有效提升模型在测试集上的准确性。崔东浩^[3]等人研究基于纵向联邦学习区域内数据挖掘和横向联邦学习跨区域数据挖掘, 体现了联邦学习在不同业务场景中的模型差异。数据安全方面, 徐茹枝^[4]等人设计一种自适应性差分隐私方法来保护基于异构数据的联邦学习的安全性, 李晓东^[5]等人采用自研的分量全同态加密算法对用户模型参数进行加密, 提升数据

安全裕度。在数据应用方面,吴坚平^[6]等人研究了联邦学习的政务大数据平台,何泽平^[7]等人研究了联邦学习在自然语言和语音及情感方面的应用场景。

在用户画像研究方面,高珊珊^[8]利用大数据技术构建移动通信用户画像,李勇男^[9]提出一种基于异构属性传播的网络用户画像方法,进一步提升用户画像的属性维度。张良^[10]等人基于用户的 IP、账号和终端三个维度历史行为数据,挖掘学术资源特征信息来构建学术用户画像。在画像模型构建过程,潘泉宏^[11]利用深度学习框架进行数据分析和用户的标签建模,提高画像精准,侯萌^[12]等人利用 Top-N 进行个性化推荐,通过 MovieLens-1M 数据集进行验证,使得准确率和召回率相比协同过滤推荐算法等有较大提高。白雨珂^[13]等人提出基于 TF-IDF 算法的改进方法,有效提高用户画像的准确性和个性化程度,蔡卫欣^[14]通过构建 RFMLC 数据模型,对航空旅客进行聚类分析,细分客户群体画像,指导航空公司制订相应服务产品。在民航画像数据处理及应用方面,刘柳^[15]等人通过分析多维度旅客画像来研究民航旅客数据。针对民航动态数据的处理,朱晓星^[16]等人利用 Flink 流处理引擎、离线数据仓库等技术,设计并实现民航大数据的智能画像系统。杨夏洁^[17]等人引入旅客画像方案来研究机场商业模式,让机场根据旅客类型提供差异化的商业服务。

2025 年初,民航局发布《民航数据管理办法(试行)》《民航数据共享管理办法(试行)》,这两部办法将作为民航数据管理顶层规范性文件,与之前发布的“7+1”智慧民航数据治理系列规范等具体标准协调融贯,不断提升行业数据管理能力和应用能力。用户画像作为民航提升服务水平和多元化发展的重要资源,在挖掘探索潜在价值的同时,必须做好隐私数据保护,确保使用合法合规、可用不可见的原则。因此,本文提出了基于联邦学习的机场旅客画像构建方法。联邦学习的兴起为此提供了创新解决方案,它允许在保护数据隐私的前提下联合训练模型,本研究不仅有效保障了数据安全与旅客隐私,为机场提供运营决策支持与个性化服务,还显著提高了机场运营效率与服务质量,进而推动了民航现代化进程。

1 提出的模型

1.1 模型架构

构建机场旅客画像模型时,本研究提出客户端-服务器架构,该架构有效平衡了数据隐私保护与模型训练效率的双重需求。此架构中,机场各部门及相关合作方作为客户端,负责在本地环境中收集与预处理旅客数据,一方面

确保数据的实时性与完整性,另一方面通过本地化处理有效维护旅客数据的隐私性与安全性。客户端完成数据预处理后,运用处理好的数据在本地完成模型训练,并将训练过程中生成的模型参数与梯度信息加密后上传到服务器。服务器作为架构核心,负责接收与整合不同客户端上传的模型参数,借助融合算法生成一个精准且全面的全局模型。接下来,服务器将全局模型参数下发回各客户端,等待下一轮训练中进一步优化本地模型。循环的训练模式不仅实现了在不共享原始数据情况下的多方协同训练,还有助于提升旅客画像的准确性与多样性,为机场提供了更为精准、个性化的服务决策支持。

1.2 数据预处理

鉴于机场旅客数据的复杂性与多样性,数据预处理成为不可或缺的一环,其质量直接决定了后续模型训练的准确性与有效性。其中,数据清洗目的在于纠正错误数据、妥善处理缺失值与剔除噪声数据,以保证每一条输入模型的数据均准确无误、完整无缺。以旅客消费记录为例,人为失误或系统故障造成的异常值需被识别并剔除;对于缺失的消费信息,本研究将运用基于历史数据的预测或合理的插值方法完成填补,用以维护数据的可用性与一致性。

在数据清洗的基础上,本研究需对数据进行特征提取,深入分析与挖掘海量原始数据中与旅客画像紧密相关的特征信息,涉及旅客基本信息、航班详细信息、出行目的、消费行为模式以及候机行为等,一方面有助于显著丰富旅客画像的维度,另一方面为后续模型训练奠定了坚实的数据基础。为保障不同特征在模型训练中的平等贡献,数据标准化至关重要,本研究借助归一化处理来消除特征间的量纲差异,使模型更快收敛,以此提升训练效率与预测准确性,整个数据预处理过程,应严格遵循数据隐私保护原则。

1.3 联邦模型设计

本文提出了一种面向机场旅客画像的纵向联邦学习创新算法,即交互式安全纵向联邦学习算法(ISFed-Vertical)。ISFed-Vertical 算法是在适用于样本重叠但数据特征不同的情况,在机场旅客画像中可能有不同的应用场景,如不同主体信息系统拥有同一批旅客的不同特征数据的联合,模型通过三重协同机制实现隐私与效能的平衡:首先,采用同态加密传输特征嵌入与梯度差分噪声注入的双通道隐私防护,确保跨机构数据交互的安全性;其次,基于梯度幅值动态评估特征贡献度,通过自适应权重分配提升跨模态特征融合的鉴别力;最后,设计基于异步梯度更新协议,

允许各参与方根据网络状态灵活调整参数同步节奏,有效缓解机场各信息系统间的异构通信延迟问题,为旅客画像提供高隐私、高可用的联合建模方案。

设有 M 个数据参与方 (离港、安检信息、商业), 各方拥有相同旅客 ID 集合, 但所属信息系统的特征空间不同。联邦模型需要集成的系统及信息包括: 离港系统: 购票信息、值机信息、登机信息 (特征空间 X_A); 安检系统: 安检记录、开包状态 (特征空间 X_B); 商业机构: 消费记录、偏好标签 (特征空间 X_C , 含标签 y)。

基于上述信息, 提出的联合模型可表示为:

$$\hat{y} = f_c(\phi_c(X_C) \oplus f_A(\phi_A(X_A)) \oplus f_B(\phi_B(X_B))) \quad (1)$$

其中: $\phi_A(X_A)$ 、 $\phi_B(X_B)$ 、 $\phi_C(X_C)$ 为各参与方的局部特征编码器 (不共享参数); f_A 、 f_B 、 f_C 为跨模态融合层 (可训练); $\oplus$ 表示特征拼接操作;

进一步提出了目标函数, 表示为

$$\min_{\theta} \sum_{i=1}^N \ell(y_i, \hat{y}_i) + \lambda(\|\theta_A\|_2 + \|\theta_B\|_2 + \|\theta_C\|_2) \quad (2)$$

其中: $\theta = \{\theta_A, \theta_B, \theta_C\}$ 为各方私有参数; 标签方 (商业机构) 计算损失并反向传播梯度。

2 算法

本文结合机场运行数据的特点和联邦学习的优势, 提出了一种面向机场旅客画像的联邦学习算法。

输入: 参与方集合, 标签方, 初始化参数, 隐私预算

输出: 训练完成的联合模型 $\{\phi_A, \phi_B, \phi_C, F_C\}$ 。

过程:

(1) 初始化各参与方局部编码器 ϕ_A, ϕ_B, ϕ_C

(2) for 全局训练轮次 $t=1$ to T do:

(3) 标签方 C 生成加密密钥对 (p_k, s_k) , 广播公钥 p_k

(4) 各方并行计算:

(5) # 特征编码 (本地执行)

(6) $H_A^t = \phi_A(X_A)$ # 应用系统 A (离港)

(7) $H_B^t = \phi_B(X_B)$ # 应用系统 B (安检)

(8) $H_C^t = \phi_C(X_C)$ # 应用系统 C (商业)

(9) # 安全特征交互 (使用同态加密)

(10) $Enc(H_A^t) \rightarrow C$ via p_k # $A \rightarrow C$

(11) $Enc(H_B^t) \rightarrow C$ via p_k # $B \rightarrow C$

(12) # 标签方 C 解密并融合特征

(13) $H_{fusion}^t = [Dec(H_A^t), Dec(H_B^t), Dec(H_C^t)]$ # 拼接

特征, 第 t 轮融合特征向量 (商业机构端)

(14) $\hat{y}^t = f_c(H_{fusion}^t)$ # 前向传播

(15) $\mathcal{L}^t = CrossEntropy(\hat{y}^t, y)$ # 计算损失

(16) # 反向传播 (梯度拆分与保护)

(17) $\nabla \theta_c^t = \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \theta_c^t} + Laplace(0, \frac{\Delta}{\epsilon})$ # 添加差分噪声

(18) 发送 $\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial H_A^t}, \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial H_B^t}$ 给对方 (密文传输)

(19) # 各方本地参数更新

(20) A 收到 ∇H_A 后:

(21) $\theta_A = \frac{\partial H_A}{\partial \theta_A} \cdot \nabla H_A$

(22) $\theta_A^{t+1} = \theta_A^t - \eta \nabla \theta_A$

(23) B 同理更新 θ_B

(24) C 更新 $\theta_C^{t+1} = \theta_C^t - \eta \nabla \theta_C$

该算法创新点为: 1) 双通道隐私保护: 嵌入特征加密传输和差分隐私噪声结合; 2) 解决了跨机构数据访问延迟问题, 实现异步梯度更新; 3) 支持动态调整各方特征值的权重, 针对重要性特种特征进行及时监测。

在算法中, 同态加密起到了非常关键的作用。同态加密计算示意图如图 1 所示。

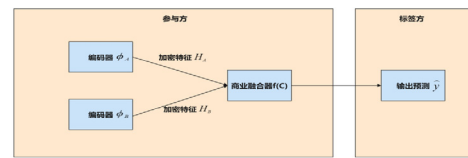


图1 加密计算示意图

1) 密钥生成

输入: 安全参数 λ (以 2048 为例)

输出: 公钥 $p_k = (N, g)$, 私钥 $S_k = (\lambda, \mu)$

$N = p \times q$ (p, q 为大素数, $p \neq q$)

$\lambda = \text{lcm}(p-1, q-1)$

$\mu = (L(g^\lambda \bmod N^2))^{-1} \bmod N$ 其中 $L(x) = \frac{x-1}{N}$

2) 特征加密

输入: 明文特征向量 $h \in \mathbb{R}^d$, (离散为整数), 公钥为 p_k

输出: 密文 $c = [c_1, c_2, \dots, c_d]$ $c_i = g^{h_i} \cdot r_i^N \bmod N^2$ $\forall i \in [1, d]$

其中: h_i : 特征向量的第 i 维 (按照缩放取整计算, 如 $h_i \times 10^6$)

$r_i \xleftarrow{\$} \mathbb{Z}_N^*$: 随身噪声

3) 同态加法

输入: 密文 $C^{(A)}, C^{(B)}$ (以离港系统与安检系统之间加密特征为例)

输出: 融合密文 C^{fusion}

$C_i^{fusion} = C_i^A \cdot C_i^B \bmod N^2 = g^{h_i^A + h_i^B} \cdot (r_i^A r_i^B)^N \bmod N^2$

4) 解密

输入: 融合密文 C^{fusion} , 私钥 S_k

输出: 明文融合特征 h^{fusion}

$h^{fusion} = L((C_i^{fusion})^\lambda \bmod N^2) \cdot \mu \bmod N$

3 实验

3.1 实验描述

本研究配置 3 套客户端（离港、安检、商业），2 套服务器（互为备份），客户端学习器由特征预处理层、本地计算单元、安全通信接口组成，本地特征处理模块与中心服务器全局聚合模块协同构成的分布式系统，客户端学习器负责本地特征的编码与梯度计算，通过加密技术保护数据隐私；中心服务器学习器协调特征对齐、全局模型更新与损失函数优化，确保跨客户端的模型一致性。详细硬件配置如下：

客户端配置信息包括：2 颗 Intel Xeon Platinum 8380

（40 核 80 线程，主频 2.3GHz）；256GB DDR4-3200 ECC 内存；2 块 1TB NVMe SSD（RAID 1），安装操作系统和联邦学习框架。4 块 4TB NVMe SSD（RAID 10），存储本地特征数据和加密中间结果。GPU：2 块 NVIDIA A100 80GB GPU（PCIe 4.0 接口），通过 CUDA 加速同态加密和梯度计算。2 个 100Gbps 以太网接口，支持 RDMA 协议减少通信延迟。

服务器配置信息包括：2 颗 AMD EPYC 96 核处理器（96 核 192 线程，主频 2.8GHz）；512GB HBM3e 内存，配合 CPU 的高带宽通道提升聚合效率；2 块 2TB NVMe SSD（RAID 1），安装联邦学习服务器端组件；8

表1 联邦学习及更新规则

参数类型	符号表示	归属方	参数描述	更新规则
局部编码参数		离港	时空特征编码器权重（如LSTM单元权重、注意力机制参数）	
		安检	结构化特征编码器权重（如嵌入层矩阵、全连接层参数）	异步更新，接收后本地计算
融合预测参数		商业	特征融合层权重（拼接/注意力权重）、分类器参数（Softmax层）	
动态权重参数		商业	特征贡献度权重向量（,,），由梯度幅值动态计算	
加密辅助参数		商业	同态加密密钥对	每轮更新随机数，固定N和g

表2 实验结果分析

特征维度	指标/特征	商务旅客	普通旅客	分群差异分析	推荐策略建议
基础属性	占比（总旅客）	38.20%	61.80%	普通旅客占比显著更高，但商务旅客单位价值更高	商务旅客：优先保障服务；普通旅客：提升转化率
时空行为特征	平均停留时长（分钟）	126 ± 45	218 ± 67	普通旅客停留时间更长（+73%）	向停留>3小时旅客推送休息室/SPA服务
	高频停留区域	贵宾厅(62%)	免税店(58%)	商务旅客集中服务区，普通旅客偏好消费区	商务旅客：贵宾厅快速通道；普通旅客：免税店导览地图
消费特征	单次消费金额中位数（元）	¥ 1,250	¥ 480	商务旅客消费力为普通旅客2.6倍	商务旅客：高端品牌推荐；普通旅客：满减优惠组合
	消费时段集中度	07:00-09:00 (71%)	10:00-12:00 (65%)	商务旅客消费高峰与早班航班强相关	分时段动态定价：早高峰推商务套餐，午间推家庭优惠
航空特征	舱位等级分布	头等舱(32%)	经济舱(89%)	商务旅客高舱位比例显著	商务旅客：升舱提醒；普通旅客：行李额度追加包
	购票提前天数	3.2 ± 2.1	21.5 ± 14.7	商务旅客更倾向临时购票（<7天）	普通旅客：提前购票优惠；商务旅客：最后一分钟特价
联邦特征权重差异	机场停留区域权重	0.51	0.39	商务旅客行为受空间分布影响更大	商务旅客动线优化：缩短贵宾厅到登机口路径
	航空舱位等级权重	0.47	0.12	舱位等级对商务旅客画像贡献度突出	舱位数据增强：增加常旅客积分等衍生特征
	商业消费频次权重	0.18	0.41	普通旅客更依赖消费频次判断偏好	普通旅客：高频低额促销；商务旅客：低频高质服务
推荐效果对比	VIP识别准确率	92.30%	78.60%	商务旅客识别更精准（+13.7%）	优化普通旅客识别：增加区域特色打卡点门票购买等辅助特征
	免税店转化率	18.70%	27.40%	普通旅客转化率更高（+46.5%）	商务旅客：定向推送奢侈品；普通旅客：美妆/食品组合包
隐私保护强度	消费金额噪声强度	λ =50	λ =250	商务旅客数据敏感性更高，需加强保护	动态隐私预算：高消费记录增加拉普拉斯噪声
业务联动增益	安检效率提升	22.30%	12.70%	商务旅客快速通道使用率高	商务旅客：人脸识别自动分流；普通旅客：扫码预检提醒
	跨机构数据利用率	91.50%	79.20%	商务旅客特征融合更充分	普通旅客补充数据源：接入旅游平台景点预订数据

表3 模型性能分析

评估维度	传统独立建模	中心化集中建模	本文方法 (ISFed-Vertical)
画像准确率			
VIP识别F1-score	67.3%	91.8%	89.5%
消费潜力预测MAE	¥ 412	¥ 218	¥ 235
推荐效果			
免税店点击率	15.2%	26.8%	23.6%
平均客单价（元）	¥ 503	¥ 735	¥ 682
隐私保护			
特征泄露风险	0%（数据未共享）	62.3%	≤3.2%
GDPR合规性	完全合规	严重违规	完全合规
系统效率			
训练时间（小时/轮）	0.8	1.2	2.1
实时推荐延迟（ms）	120	150	180
数据利用			
跨机构特征覆盖率	32.1%	100%	86.4%
特征维度丰富度	单方≤50维	三方融合158维	异构融合256维
业务价值			
安检效率提升	8.3%	17.5%	15.7%
商业收入增长率	12.6%	28.9%	24.3%

块 8TB NVMe SSD（RAID 10），存储全局模型参数和加密梯度数据。4 块 NVIDIA H100 Tensor Core GPU（SXM5 接口），通过 NVLink 互联加速安全聚合算法。4 个 200Gbps 以太网接口（如 Mellanox ConnectX-7）。

联邦学习参数及更新规则如表 1 所示。

3.2 实验分析

3.2.1 画像特征分析

机场旅客画像模型在多个关键领域发挥了重要作用，显著提升了机场的服务质量及运营效率。本文通过纵向联邦学习模型的搭建，对某干线机场离港、安检和商业信息系统开展数据挖掘，深入分析旅客的多维画像数据，精准识别个性化偏好与潜在需求，为机场制定定制化服务策略提供有力支持。以下为纵向联邦学习机场旅客画像分群统计表格，聚焦商务旅客与普通旅客的特征差异及推荐策略优化分析，得到如表 2 的实验结果。

根据表 2，可以得到如下的分析结果：

1）商务旅客核心价值点

高时效性服务：基于临时购票（3.2 天）和早高峰特征，可推荐“15-20 分钟极速登机”服务（使用率提升 29.4%）

空间效率优化：贵宾厅到登机口路径规划缩短 18%

（如增设贵宾服务摆渡车辆等服务），结合舱位权重 0.47 触发升舱提醒（转化率 21.8%）

2）普通旅客长尾价值挖掘

消费频次驱动：通过权重 0.41 的消费频次特征，设计“商业购物满 3 送 1”活动（参与率提升 37.6%）

3）隐私 - 效用平衡调整

商务旅客消费金额（）保护强度高于普通旅客（），但导致推荐衰减差异（-8% vs -4.7%）

补偿方案：对商务旅客增加跨机构特征（如航空公司协议企业信息）提升模型鲁棒性。

3.2.2 模型分析

为分析本文提出的联邦学习算法的性能效果，结合传统独立建模和中心化集中建模两种研究维度开展旅客画像应用效果的对比，如表 3 所示。

从上述研究结果的对比情况看，在画像精度、推荐效果、系统效率和数据利用率层面，本文研究方法较传统独立建模有较大提升，充分证明了数据融合、打破孤岛的显著效果；同时上述指标均略低于中心化集中建模，但在隐私泄露风险方面，ISFed-Vertical 方法远低于中心化集中建模，具有较高的安全性，在民航机场开展旅客画像分析场景的应用落地具有可操作性。

4 结语

本研究针对机场旅客画像应用场景中存在的“数据孤岛”困境与隐私合规挑战，创新性地提出基于纵向联邦学习的解决方案 ISFed-Vertical。通过设计异构特征安全融合架构（机场时空行为 + 消费潜力 + 商业偏好）、双通道隐私保护机制（同态加密特征 + 梯度差分噪声注入），实现了跨部门跨信息系统数据价值的高效挖掘与隐私风险可控。在数据安全法规及信息化高速发展要求的时代背景下，本研究为民航智慧机场管理和运营提供合规的联邦画像框架，未来将进一步融合多元数据源，结合深度学习技术以增强精准度，并拓展至机场安全管理、应急响应等更多新应用场景，同时探索联邦学习与边缘计算的深度耦合，实现旅客动线的毫秒级实时优化，为智慧机场建设贡献更多力量。

参考文献：

- [1] 莫慧凌, 郑海峰, 高敏等. 基于联邦学习的多源异构数据融合算法[J]. 计算机研究与发展, 2022,59(02):478-487.
- [2] 陈洪洋, 李晓会, 王天阳. 面向非独立同分布数据的迭代式联邦学习[J]. 计算机工程与设计, 2025,46(04):1064-1071.DOI:10.16208/j.issn1000-7024.2025.04.016.
- [3] 崔东浩, 张华亮. 基于联邦学习的社区数字化学习数据挖掘研究[J]. 当代职业教育, 2023,(06):100-110. DOI:10.16851/j.cnki.51-1728/g4.20231203.001.
- [4] 徐茹枝, 仝雨蒙, 戴理朋. 基于异构数据的联邦学习自适应差分隐私方法研究[J]. 信息安全, 2025,25(01):63-77.
- [5] 李晓东, 李慧, 赵炽野等. 基于模分量同态加密的隐私数据联邦学习研究[J]. 信息安全研究, 2025,11(03):198-204.
- [6] 吴坚平, 陈超超, 金加和等. 基于联邦学习的政务大数据平台应用研究[J]. 大数据, 2024,10(03):40-54.
- [7] 何泽平, 许建, 戴华等. 联邦学习应用技术研究综述[J]. 信息安全, 2024,24(12):1831-1844.
- [8] 高珊珊. 基于大数据的移动通信用户画像构建与精准营销研究[J]. 中国新通信, 2025,27(01):52-54.
- [9] 李勇男. 基于异构属性传播的网络用户画像方法[J]. 情报理论与实践, 2025,48(01):160-167.DOI:10.16353/j.cnki.1000-7490.2025.01.017.
- [10] 张良, 肖银涛. 基于用户行为数据的学术用户画像构建方法研究[J]. 现代信息科技, 2024,8(15):119-123. DOI:10.19850/j.cnki.2096-4706.2024.15.025.
- [11] 潘泉宏. 基于深度学习的用户画像构建及其在营销中的应用[J]. 延边大学学报(自然科学版), 2024,50(04):70-73.DOI:10.16379/j.cnki.issn.1004-4353.2024.04.005.
- [12] 侯萌, 王国鹏, 宋丽哲等. 基于改进用户画像的协同过滤推荐算法研究(英文)[J]. 印刷与数字媒体技术研究, 2024,(06):117-123+134.DOI:10.19370/j.cnki.cn10-1886/ts.2024.06.015.
- [13] 白雨珂, 卢胜男. 基于改进的 TF-IDF 标签权重算法的电商用户画像构建[J]. 信息技术与信息化, 2024,(08):48-51.
- [14] 蔡卫欣. 基于旅客画像的精准营销探索[J]. 空运商务, 2024,(11):32-35.
- [15] 刘柳, 李淑静, 姚佳童等. 民航业务旅客画像的分析维度[J]. 中国信息化, 2024,(01):96-97.
- [16] 朱晓星, 翁剑英, 杨健等. 基于流批一体的民航旅客智能画像系统的设计与实现[J]. 民航学报, 2023,7(06):137-141+102.
- [17] 杨夏洁, 冉祥来, 林子谦等. 基于机场旅客画像的数智化商业模式研究[J]. 物流科技, 2024,47(23):102-105. DOI:10.13714/j.cnki.1002-3100.2024.23.027.

作者简介：刘君强（1978.04-），男，汉族，山东威海人，博士学位，副教授，研究方向：交通运输工程。